

DOI:10.11918/202112121

高比转速离心叶轮的参数化分析及优化设计

赵建涛¹, 王文杰¹, 裴吉¹, 袁建平¹, 尤保健²

(1. 江苏大学 国家水泵及系统工程技术研究中心, 江苏·镇江 212013; 2. 上海凯泉泵业(集团)有限公司, 上海 201804)

摘要: 为提高高比转速离心泵的性能和解决多参数优化难的问题, 提出一种基于变量降维和智能算法的优化设计方法。变量降维过程基于 Pearson 相关性分析方法, 研究叶轮的 18 个设计变量对泵水力性能的影响, 并选择其中 8 个具有高影响因子的变量作为最终的优化变量。优化过程基于拉丁超立方抽样方法生成 160 组设计样本, 以最大化设计工况效率作为目标, 利用人工神经网络和遗传算法对优化问题进行求解。优化结果经 CFD 验证: 模型泵在设计工况点效率提高了 3.02%, 高效运行区得到了拓宽; 相比于原始叶轮, 优化后叶轮内湍动能分布得到了改善, 不稳定流动结构减少。该方法对高比转速离心泵的设计具有良好的借鉴意义。

关键词: 离心泵; 相关性分析; 人工神经网络; 遗传算法; 优化设计

中图分类号: TH311

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2022)07-0045-08

Parametric analysis and optimization design of high specific speed centrifugal impeller

ZHAO Jiantao¹, WANG Wenjie¹, PEI Ji¹, YUAN Jianping¹, YOU Baojian²

(1. National Research Center of Pumps, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, Jiangsu, China;

2. Shanghai Kaiquan Pump(Group) CO., Ltd., Shanghai 201804, China)

Abstract: To improve the performance of high specific speed centrifugal pumps and to solve the problem of multi-parameter optimization, an optimal design method based on variable dimensionality reduction and intelligent algorithms was proposed in this paper. The variable dimensionality reduction process was based on the Pearson correlation analysis method, which investigated the influence of eighteen design variables of the impeller on the pump hydraulic performance, and selected eight of them with high influence factors as the final optimization variables. The optimization process was based on the Latin Hypercube Sampling method to generate 160 sets of design samples, and the optimization problem was solved by using artificial neural network and genetic algorithm with maximizing the design working efficiency as the objective. The optimization results are verified by CFD, and the efficiency of the model pump is improved by 3.02% at the design operating point, and the efficient operation zone is broadened; compared with the original impeller, the turbulent kinetic energy distribution in the optimized impeller is improved and the unstable flow structure is reduced.

Keywords: centrifugal pump; correlation analysis; artificial neural network; genetic algorithm; optimal design

世界经济的发展为能源生产带来了巨大压力, 同时, 飞速增长的能源消耗也带来了一系列的环境问题^[1]。泵作为一种通用机械, 被广泛应用于工业、农业、城市建设、居民生活等各个领域, 其每年的能量消耗超过能源生产总值的 22%^[2]。然而, 一份调查报告指出, 仍有大量的泵(约 40%)工作在效率低下的工况下, 不仅造成了大量的能量浪费, 同时也埋下了安全隐患^[3]。目前, 针对泵过流部件的优化设计被认为是提高泵工作效率及稳定性的有效方法。

叶轮作为离心泵的核心部件, 其几何外型设计对离心泵的效率有着决定性影响。因此, 对叶轮进行优化设计, 能够显著提高离心泵的综合性能^[4-5]。由于计算力缺乏, 传统的离心泵优化设计方法主要是基于相似理论的半经验半理论方法^[6]和试验设计方法^[7], 这种方法对设计者的经验水平要求高且优化成功率较差。近年来, 随着计算机技术和计算流体力学(CFD)的发展, 基于近似模型和智能算法的优化设计方法正逐步成为离心泵设计领域的主流技术, 在大量研究过程中被证明具有良好的稳定性^[8-9]。袁寿其等^[10]选取了叶片出口宽度、叶片出口安放角和叶片包角 3 个参数作为优化变量, 采用克里金模型结合多岛遗传算法对 1 台低比转速离心泵进行优化, 优化后的模型在设计工况点效率提升

收稿日期: 2021-12-28

基金项目: 国家自然科学基金(51879121);

江苏省自然科学基金(BK20190851)

作者简介: 赵建涛(1994—), 男, 博士研究生;

袁建平(1970—), 男, 研究员, 博士生导师;

裴吉(1984—), 男, 研究员, 博士生导师

通信作者: 裴吉, jpei@ujs.edu.cn

了 4.18%。姜丙孝等^[11]采用 6 阶贝塞尔曲线对离心泵的叶片型线进行参数化建模,并选取其中的 5 个控制点为优化变量,利用支持向量机的表示方法建立近似模型,并通过遗传算法寻优得到了最优的叶片型线参数组合。王春林等^[12]采用径向神经网络构建了双叶片离心泵叶轮 3 个设计参数与泵扬程、效率之间的预测模型,并通过多目标粒子群算法进行寻优,最终使得优化模型相较于原始模型水力效率提高了 10.11%、扬程提高了 5.5%。Zhao 等^[13]基于 BP 神经网络和 NSGA-II 算法对 1 台超低比转速离心泵的叶轮进行优化设计,结果表明该优化方法可以有效地提高超低比转速离心泵的水力性能。然而,高比转速离心泵的设计变量与水力性能之间的相关性研究以及多参数优化方法还鲜有报道。

本文以 1 台 KQL300-315-90 高比转速离心泵为研究对象,基于 Python 编程及数值分析方法搭建

了性能优化平台。通过参数化建模和相关性分析方法选取了叶轮的 8 个设计变量作为决策变量,并通过拉丁超立方抽样(Latin Hypercube Sampling, LHS)方法创建了数据样本库,最后,基于 BP 神经网络(Back Propagation Nerual Network, BPNN)和遗传算法(Genetic Algorithm, GA)对叶轮进行了优化设计,优化过程以提升水力效率作为目标并严格限制扬程波动。

1 计算模型与数值模拟

1.1 计算模型

本文选取的模型为单级单吸立式高比转速离心泵,其性能参数为:设计流量 $Q_d = 720\text{ m}^3/\text{h}$,设计扬程 $H_d = 31\text{ m}$,叶轮转速 $n = 1\,480\text{ r/min}$,泵比转速 $n_s = 184$ 。原型离心泵叶轮及蜗壳的关键几何参数如表 1 所示。

表 1 原型泵主要参数

Tab.1 Prototype pump main parameters

叶轮							蜗壳			
叶轮进口直径 D_1 / mm	叶轮出口直径 D_2 / mm	叶轮出口宽度 b_2 / mm	叶片数 z	叶片进口安放角 $\beta_1/(^\circ)$	叶片出口安放角 $\beta_2/(^\circ)$	叶片包角 $\varphi/(^\circ)$	蜗壳基圆 D_3/mm	蜗壳进口宽度 b_3 / mm	隔舌安放角 $\alpha_3/(^\circ)$	蜗壳出口直径 D_4 / mm
250	348	58	6	22	20	135	360	18	25	300

采用 ANSYS BladeGen 对叶轮进行参数化建模,其余部件则采用三维造型软件 UG 进行建模,同时在肘型流道进口和蜗壳出口处延长 5 倍直径的管路,以减少进出口回流涡旋对数值模拟计算收敛性的影响。整体计算域如图 1 所示。

关键壁面平均 y^+ 小于 20,可以满足 SST $k-\omega$ 湍流模型对近壁面网格的要求。网格细节如图 3 所示。

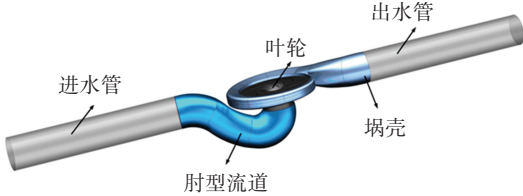


图 1 计算域

Fig.1 Computational domains

1.2 网格划分

本文采用专门针对旋转机械网格划分的软件 TurboGrid 对叶轮进行高质量结构网格划分。由于蜗壳结构较为复杂,利用 ICEM 软件对其采用以六面体为核心的混合网格划分形式,并设置边界层。

对计算域进行网格无关性分析,结果如图 2 所示。当总网格数大于 300 万时,扬程系数变化小于 0.5%,基于此最终确定的计算网格数为 316.8 万,其中进口管、肘型流道、叶轮、蜗壳和出口管的网格数分别为 19.15 万、30.58 万、118.52 万、127.6 万和 20.95 万。同时,叶轮壁面最大 y^+ 小于 10,其余部件

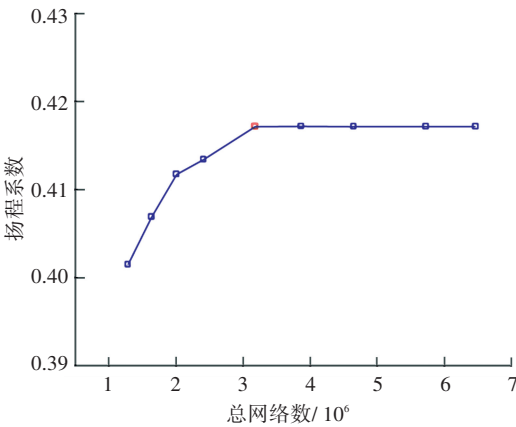


图 2 网格无关性分析

Fig.2 Analysis of grid independence

1.3 数值模拟方法

采用 ANSYS CFX 对模型泵计算域进行定常数值模拟。湍流模型设置为 SST $k-\omega$,对流项的离散格式设置为二阶迎风(High Resolution)。参考压力设置为 0 atm,边界条件分别为总压进口(1 atm)和质量流量出口(199.64 kg/s),动静交界面设置为“Frozen Rotor”,近壁区设置为光滑壁面,最大迭代步数为 300 步,时间步长设置为 $0.2/\omega(0.001\,3\text{ s}, \omega$

为角速度即 154.99 rad/s), 收敛精度设置为 10^{-5} 。

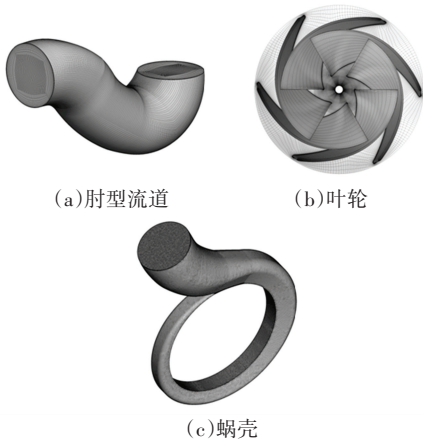
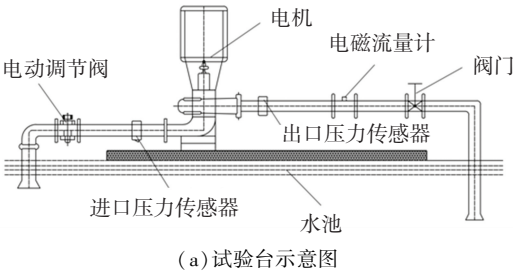


图 3 主要计算域网格细节

Fig.3 Mesh details of main computational domain

为了验证数值模拟的合理性和准确性, 在上海凯泉泵业公司开式试验台上采用电测法对原型泵进行外特性试验 (GB/T3216—2016 规定的 1 级精度)。试验台细节如图 4 所示, 具体设备和仪器均在图 4(a) 中标出。压力表型号均为 3051TG, 测量范围分别为 0 ~ 200 kPa 和 0 ~ 0.7 MPa, 精度为 0.5%; 电磁流量计型号为 DN300, 量程比为 20:1, 精度为 0.5%。同时, 为了保证试验的准确性, 每个试验都重复了 3 次, 最后使用平均值。根据测量不确定度 B 类计算方法, 扬程及效率的不确定度小于 1%。



(b) 试验台实物图

图 4 试验台

Fig.4 Test rig

由于模拟得到的效率为水力效率, 并没有考虑容积损失和机械损失, 因此基于损失计算公式^[14]对泵的总效率进行估算。扬程系数定义为

$$\Psi = \frac{gH}{u_2^2} \quad (1)$$

式中: H 为扬程, m; u_2 为叶轮出口的圆周速度, m/s; g 为重力加速度, 本文取 9.84 m/s^2 。

图 5 给出了试验结果和数值模拟结果的对比。设计工况点, 模拟效率值与试验值分别为 79.09% 和 75.97%, 相对误差为 4.11%; 扬程系数分别为 0.422 和 0.417, 相对误差为 1.18%。非设计工况下, 计算结果与试验结果的误差有所上升, 效率最大相对误差为 7.71%, 扬程系数最大相对误差为 4.47%, 但仍处于置信区间内, 因此认为计算结果具有良好的可靠性, 可以满足后续研究的要求。

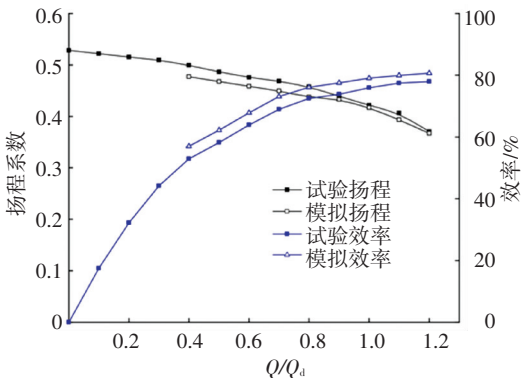


图 5 试验与数值模拟外特性的对比曲线

Fig.5 Performance comparison between computational and experimental results

2 优化过程

高比转速离心泵的优化过程如图 6 所示, 首先对叶轮的设计变量和泵的水力性能进行相关性分析, 筛选出优化变量并确定决策域。以最大化泵设计工况下的效率作为目标函数, 扬程波动小于 5% 作为限制条件, 采用 LHS 方法在决策域内抽取了 160 组设计样本, 并通过自动数值分析程序得到各个样本的定常效率和扬程。采用单隐层 BP 神经网络建立泵效率、扬程与决策变量之间的近似模型, 并通过回归分析验证模型的可靠性, 最后使用遗传算法对近似模型进行全局寻优, 获得最优的叶轮设计变量。

2.1 优化目标

为了提高原型泵的水力性能, 优化过程选用设计工况点的效率作为优化目标函数, 同时考虑到后续工程应用的实际情况, 将模型泵扬程作为限制条件, 具体如式 (2) 所示:

$$\begin{cases} \max(\eta_{1.0Q_d}) \\ \text{subject to } (1.05H_{1.0Q_d}^{\text{ORI}} \geq H_{1.0Q_d}^{\text{OPT}} \geq 0.95H_{1.0Q_d}^{\text{ORI}}) \end{cases} \quad (2)$$

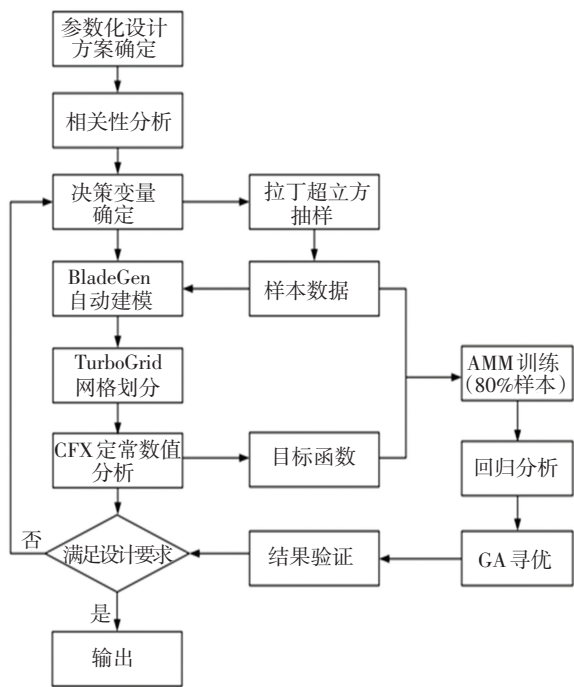


图 6 叶轮优化流程图

Fig.6 Flow chart of optimization procedure

2.2 叶轮参数化设计

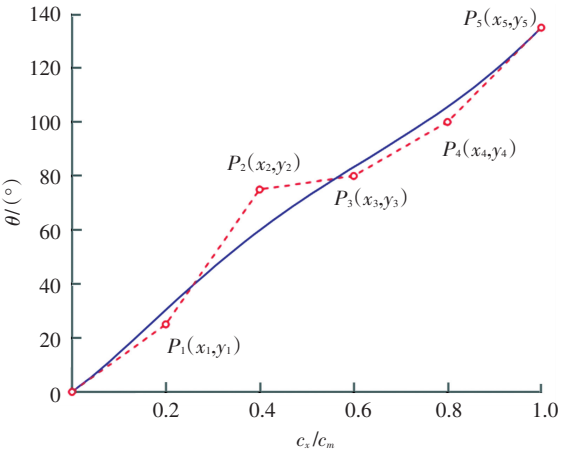
将原始叶轮计算域前/后盖板轴面投影和叶片高度为 0、0.5 和 1 时的叶片型线点集数据整理为 .crv 文件导入 ANSYS BladeGen 中,从而实现对原始叶轮的逆向建模。叶轮的轴面形状和叶片厚度与原始模型保持一致。同时,为了保证对叶片型线的精确控制,采用 5 阶贝塞尔曲线对前盖板和后盖处的叶片包角变化进行控制,其他流线上的叶片角度则按线性插值进行设计。考虑到叶片包角变化对泵性能影响的敏感性,设定叶片包角贝塞尔曲线的各个控制点在 x 方向和 y 方向上均自由(终点除外),具体如图 7 所示。根据相关文献[15],叶片包角和叶片安放角可以通过式(3)进行互相转换,从而实现对叶片型线的整体控制。

$$\theta = \int_0^{c_m} \frac{\tan\beta}{r} \cdot dc_x$$

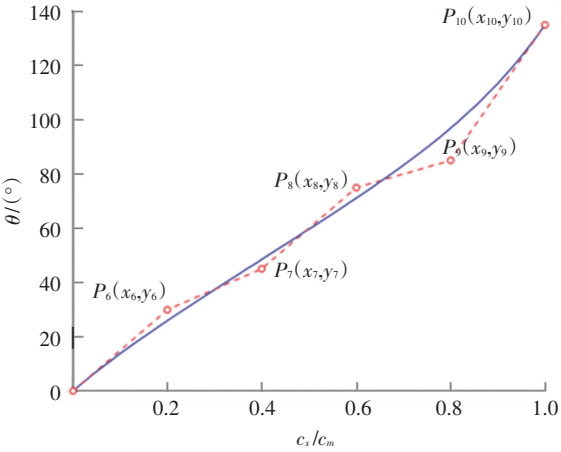
(3)

式中： θ 为叶片包角； β 为叶片安放角； r 为当前位置

的半径, m ； c_x 为叶片进口边至当前位置的流线长度, m ； c_m 为流线总长, m 。



(a) 后盖板 (叶高等于 0)



(b) 前盖板 (叶高等于 1)

图 7 叶片包角曲线控制示意图

Fig.7 Diagram of blade wrap angle curve control

2.3 相关性分析

首先采用拉丁超立方抽样方法,针对 2.2 小节中所述的 18 个设计变量随机生成 160 组不同的设计方案,具体变量取值范围如表 2 所示。之后基于 ANSYS Workbench 平台与 Python 编程,利用 ANSYS Scripting 与 Dos 命令控制 BladeGen、TurboGrid 以及 CFX,实现对不同叶轮设计方案的自动三维造型、网格划分和数值分析,具体流程如图 8 所示。

表 2 叶轮设计变量取值范围

Tab.2 Range of impeller design variables

设计变量	x_1	$y_1/(^{\circ})$	x_2	$y_2/(^{\circ})$	x_3	$y_3/(^{\circ})$	x_4	$y_4/(^{\circ})$	$y_5/(^{\circ})$	x_6	$y_6/(^{\circ})$	x_7	$y_7/(^{\circ})$	x_8	$y_8/(^{\circ})$	x_9	$y_9/(^{\circ})$	$y_{10}/(^{\circ})$
上界	5	5	25	55	45	60	65	80	115	5	10	25	25	45	55	65	65	115
下界	35	45	55	95	75	100	95	120	155	35	50	55	65	75	95	95	105	155

最后,提取计算结果,对数据进行 Pearson 相关性分析,进而得到各个参数对泵水力性能的影响,结果如表 3 所示。从中可以看出,位于叶片前缘和叶片中段的控制点对泵效率和扬程的影响不大。但

是,位于叶片尾缘附近的控制点对泵效率和扬程的影响却很显著,其中控制点 x_4 对泵效率的影响最大,控制点 y_5 对泵扬程的影响最大。此外值得注意的是,对大多数控制点而言,其数值大小改变之后,

泵的效率 and 扬程变化是相反的, 因此在寻优过程中限制扬程的波动是非常必要的。

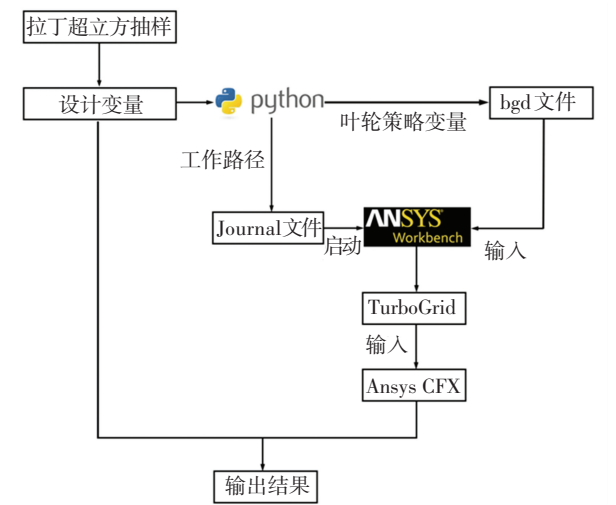


图 8 自动数值分析技术路线

Fig.8 Technical route of automatic numerical analysis

表 3 叶轮设计变量取值范围

Tab.3 Pearson correlation analysis of variables		
参数	效率	扬程
x_1	- 0.018	- 0.010
y_1	0.143	0.041
x_2	- 0.111	- 0.085
y_2	- 0.039	0.013
x_3	0.234 **	- 0.088
y_3	- 0.137	0.126
x_4	0.455 **	- 0.286 **
y_4	- 0.369 **	0.378 **
y_5	0.073	- 0.662 **
x_6	- 0.152	- 0.121
y_6	0.043	0.113
x_7	- 0.021	- 0.068
y_7	0.033	- 0.011
x_8	0.020	- 0.156
y_8	0.100	0.203 *
x_9	- 0.165	- 0.238 **
y_9	0.064	0.208 *
y_{10}	0.209 *	- 0.163

注: * 和 ** 分别表示在 $P < 0.05$ 水平显著相关和 $P < 0.01$ 水平极显著相关

一般认为相关性系数 $|r| > 0.2$, 两变量之间具有一定的相关关系。依照此标准对原有设计变量进行筛选, 并根据前人研究和本文的实际情况, 确定优化变量的取值范围, 其余控制点则保持不变, 最终结果如表 4 所示。基于此结果, 使用拉丁超立方抽样重新抽取 160 组设计样本, 以此保证样本库具有

良好的填充率和代表性, 从而提高后续近似模型的拟合精度。

表 4 叶轮设计变量取值范围

Tab.4 Range of optimization variables								
变量	x_3	x_4	$y_4/(^{\circ})$	$y_5/(^{\circ})$	$y_8/(^{\circ})$	x_9	$y_9/(^{\circ})$	$y_{10}/(^{\circ})$
上界	55	60	75	120	70	50	80	115
下界	100	100	110	140	120	85	110	160

2.4 BP 神经网络

BP 神经网络是一种基于监督学习的多层前馈网络, 一般采用最速下降法进行训练, 具有很强的自适应性, 可实现从输入到输出的强非线性映射^[16-17], 其基本拓扑结构如图 9 所示。

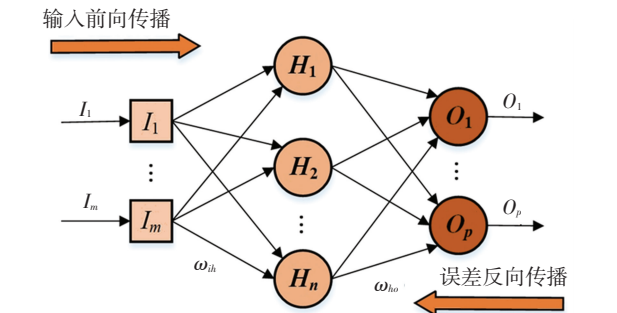


图 9 基本的三层 BP 神经网络

Fig.9 Basic three-layer BP neural network

本文利用三层 BP 神经网络同时建立优化变量与高比转速离心泵水力效率和扬程的近似模型。其中, BP 神经网络输入层为 8 个神经元; 隐含层为 1 层, 具有 6 个神经元, 使用 sigmoid 函数作为激活函数, 如式(4)所示; 输出层为 1 个神经元, 使用线性函数作为激活函数, 如式(5)所示。为了保证近似模型的准确性, 样本库中 80% 的数据被用于训练 BP 神经网络, 10% 的数据被用于测试, 10% 的数据被用于验证。

$$f(p) = \frac{2}{1 + e^{-2p}} - 1$$

(4)

$$g(p) = W_p + b$$

(5)

式中: p 为输入值; W_p 为权重; b 为偏置。

2.5 遗传算法

遗传算法^[18] (Genetic Algorithm, GA) 是 Holland 提出的一种通过模拟自然选择和生物进化来搜索最优解的优化方法, 其将问题的求解过程转化为类似生物进化中染色体基因交叉、变异等过程, 具有较好的全局搜索能力和鲁棒性, 因此被广泛应用于流体机械的优化设计领域。

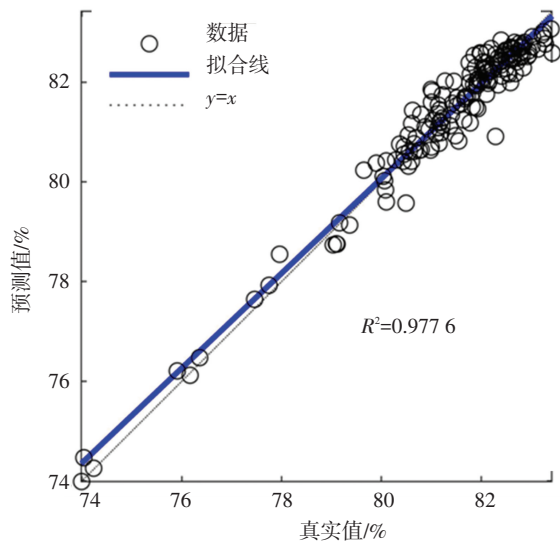
本文定义遗传算法的种群数大小为 100, 最大遗传代数 为 30 次, 交叉概率为 0.8, 变异概率为 0.01。经过遗传算法寻优计算之后得到的最优模型预测效率为 83.31%, 预测扬程为 29.81 m。通过数

值计算验证该最优模型,计算效率为 82.11%,计算扬程为 29.51 m,与预测值之间的相对误差分别为 1.46%和 1.02%,均在工程许可范围之内。

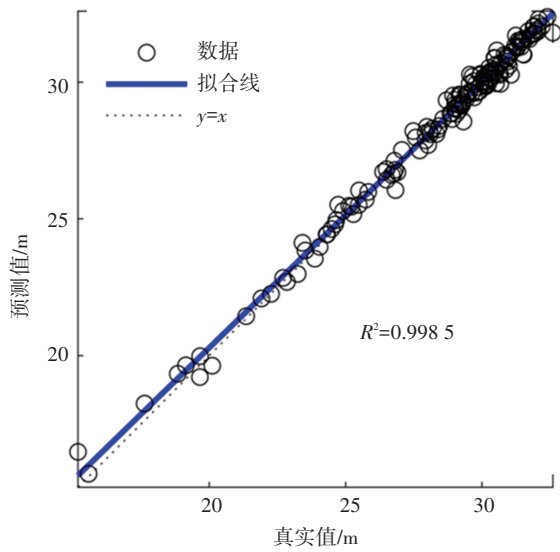
3 结果与讨论

3.1 近似模型精度分析

采用回归分析验证 BP 神经网络拟合的近似模型的适应性和精确度,决定系数 R^2 值越接近 1,则表示模型拟合度越高。分析结果如图 10 所示,效率模型 R^2 值为 0.9776,扬程模型 R^2 值为 0.998 5,均接近 1,可以说明近似模型的预测值和真实值之间具有良好的吻合性,BP 神经网络能准确地建立泵效率、扬程与优化变量之间的函数关系。



(a) 效率近似模型误差分析



(b) 扬程近似模型误差分析

图 10 人工神经网络模型的回归分析

3.2 优化前后设计参数与性能对比

优化后模型设计变量与原始模型设计变量对比

如表 5 所示,优化前后叶片三维及泵外特性曲线对比如图 11 和图 12 所示。从中可以看出:优化后叶片在前/后盖板处的型线过渡得更加光顺,同时叶片前缘和尾缘的形状也有较大的变化;设计工况下,效率提升达 3.02%;大流量工况下,效率提升明显,幅度接近 3%;小流量工况下,效率有小幅度的提升。因此可以说明,该型泵经过优化之后,其高效运行区得到了拓宽。优化后的模型扬程整体有所下降,但下降幅度均小于 5%,在可接受范围之内。

表 5 设计变量对比

Tab.5 Comparison between original and optimized cases								
设计变量	x_3	x_4	$y_4/(^{\circ})$	$y_5/(^{\circ})$	$y_8/(^{\circ})$	x_9	$y_9/(^{\circ})$	$y_{10}/(^{\circ})$
原始方案	60	80	100	135	75	80	85	135
优化方案	55.2	91.5	75.3	132.3	78.1	58.1	80.4	115.2

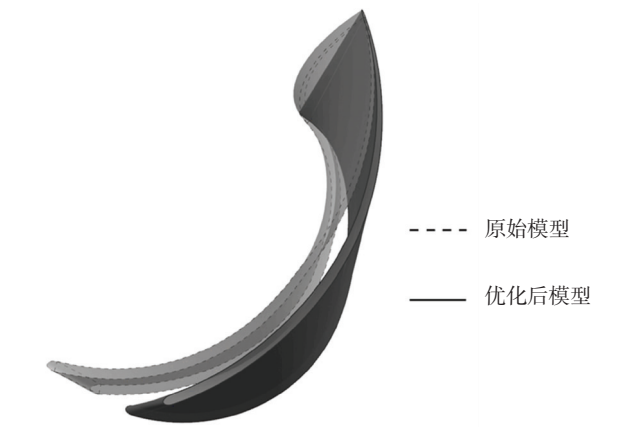


图 11 优化前后叶片三维对比

Fig. 11 Comparison of blade 3D shapes between original and optimized models

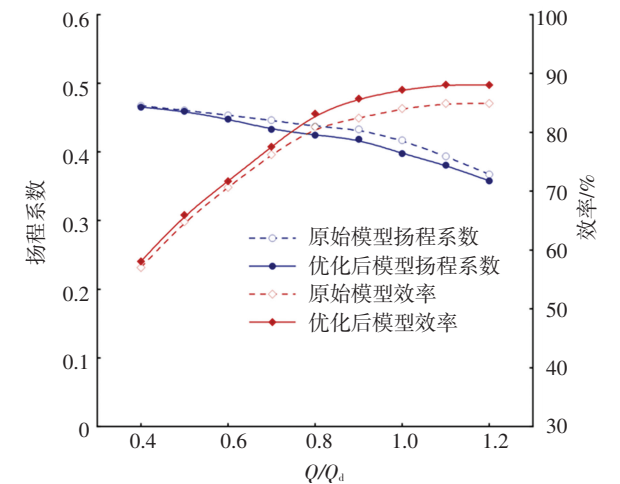


图 12 优化前后外特性对比

Fig. 12 Comparison of performance characteristics between original and optimized models

3.3 优化前后内流场对比

湍动能是表征流体能量耗散程度的物理量,湍动能越大,流体的耗散也就越大。图 13 给出了设计

工况优化前后 0.5 倍叶高下叶轮的湍动能分布。从中可以看出,优化前的叶片吸力面附近存在一定面积的高能湍动能区,这是因为叶片进口来流存在正冲角,随着叶轮的旋转,流体会在叶片吸力面形成流动分离区,分离区内部由于惯性力与剪切力的作用,形成高速涡旋,从而造成了大量的水力损失。同时,由于叶轮-隔舌之间的动静干涉效应使得叶轮出口处湍动能数值也较大。优化后,叶轮来流与叶片安放角的吻合程度改善,从而有效提高了叶轮流道内的流动分布,降低了水力损失。因此,优化后的叶轮吸力面附近的湍动能强度相较于原始模型有了明显的降幅。另一方面,由于出口安放角的变化,动静干涉对叶轮内流造成的负面影响得到改善,因此,在优化模型出口处的湍动能强度有所下降。这就从能量转换的角度印证了优化后模型效率会高于原型泵效率。

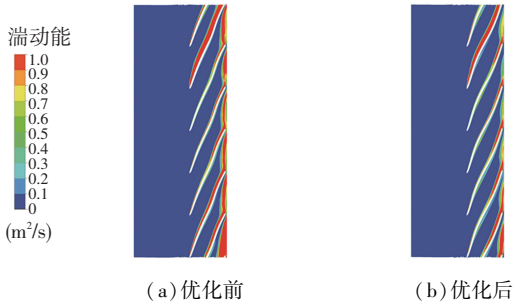


图 13 优化前后湍动能分布对比

Fig. 13 Comparison of turbulent kinetic energy distribution between original and optimized models

速度矢量的旋度称为涡量,离心泵内涡量集中的区域一般认为存在不稳定流动结构^[19]。图 14 对比了设计工况优化前后 0.5 倍叶高下叶轮的涡量分布情况。从中可以发现,相较于原始模型,优化后模型在叶片壁面和尾缘附近的高涡量区面积有所减少且涡量数值也有所下降,这说明优化后叶片壁面附近的不稳定流动结构有所减少,叶轮尾迹涡强度下降,从而会在一定程度上提高泵的运行稳定性。

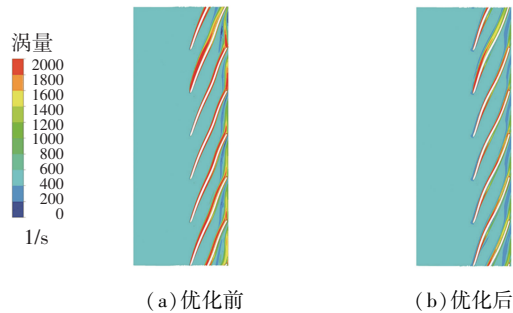


图 14 优化前后涡量分布对比

Fig. 14 Comparison of vorticity distribution between original and optimized models

4 结 论

针对高比转速离心泵的能效低下问题,本文提出了一种基于参数化设计与自动数值分析程序的优化设计方案,对于高比转速离心泵的正向水力设计具有借鉴意义。首先通过 LHS 方法在决策空间内选取了 160 组样本,并通过自动数值模拟程序获得了样本目标值,形成初始样本库。利用 Pearson 相关分析方法对初始样本库进行了研究,并根据研究结论对设计参数进行了降维,以降低优化问题复杂度。优化过程基于神经网络与遗传算法,其主要结论如下:

1) 根据 Pearson 相关性分析方法研究了叶轮设计变量对高比转速离心泵水力性能的影响,发现位于叶片尾缘附近的控制点对泵效率和扬程的影响最大,并降低了设计变量的维数。

2) 基于 BP 神经网络与遗传算法的优化设计方法在高比转速离心泵的优化问题上表现出了良好的可靠性。

3) 优化后,研究对象在设计工况及大流量下的效率得到了显著提升(设计工况下计算效率提升了 3.02%),针对其内部流场的研究亦表明优化后的模型具有更好的运行稳定性。

参考文献

[1] SHANKAR V K A, UMASHANKAR S, PARAMASIVAM S, et al. A comprehensive review on energy efficiency enhancement initiatives in centrifugal pumping system[J]. Applied Energy, 2016, 181: 495. DOI: 10.1016/j.apenergy.2016.08.070

[2] BERTOLDI P, FALKNER H, REEVES D. European commission—europump guidance on efficiencies for pumps[C]//Energy Efficiency in Motor Driven Systems.[S.l.]: Springer, 2003: 520

[3] WU Peng, LAI Zhounian, WU Dazhuan, et al. Optimization research of parallel pump system for improving energy efficiency[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2015, 141 (8): 04014094. DOI: 10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000493

[4] 司乔瑞, 林刚, 袁寿其, 等. 高效低噪无过载离心泵多目标水力优化设计[J]. 农业工程学报, 2016, 32(4): 69

SI Qiaorui, LIN Gang, YUAN Shouqi, et al. Multi-objective optimization on hydraulic design of non-overload centrifugal pumps with high efficiency and low noise [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32 (4): 69. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.04.010

[5] 代翠, 孔繁余, 董亮, 等. 基于响应面法的离心泵作透平水力和声学性能优化[J]. 农业工程学报, 2015, 31(15): 45

DAI Cui, KONG Fanyu, DONG Liang, et al. Hydraulic and acoustic property optimization for centrifugal pump as turbine based on response surface method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(15): 45. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.15.006

[6] XU Jianzhong, WU Yulin, ZHANG Yangjun, et al. Fluid machinery

- and fluid mechanics [M]. [S. l.]: Springer Science & Business Media, 2010
- [7] 陈建华, 周晨佳, 王雪, 等. 基于正交试验的高速井泵优化设计[J]. 排灌机械工程学报, 2021, 39(5): 458
CHEN Jianhua, ZHOU Chenjia, WANG Xue, et al. Optimization design of high-speed well pump based on orthogonal test [J]. Journal of Drainage and Irrigation Mechanical Engineering, 2021, 39(5): 458. DOI: 10.3969/j.issn.1674-8530.19.0227
- [8] 王延锋, 张连军, 段海鹏. 基于遗传算法-反向传播神经网络的径向式导叶多级泵水力性能优化[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(4): 1378
WANG Yanfeng, ZHANG Lianjun, DUAN Haipeng, et al. Hydraulic performance optimization of radial diffuser multistage pump based on genetic algorithm-back propagation neural network [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(4): 1378
- [9] 童哲铭, 陈尧, 童水光, 等. 基于 NSGA-III 算法的低比转速离心泵多目标优化设计[J]. 中国机械工程, 2020, 31(18): 2243
TONG Zheming, CHEN Yao, TONG Shuiguang, et al. Multi-objective parameters optimization of low specific speed centrifugal pump based on NSGA-III genetic algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(18): 2243. DOI: 10.3969/j.issn.1004-132X.2020.18.012
- [10] 袁寿其, 王文杰, 裴吉, 等. 低比转速离心泵的多目标优化设计[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 50
YUAN Shouqi, WANG Wenjie, PEI Ji, et al. Multi-objective optimization of low-specific-speed centrifugal pump [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 50. DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2015.05.007
- [11] 姜丙孝, 杨军虎, 白小榜, 等. 基于高维混合模型与遗传算法的离心泵叶片优化[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2020, 48(7): 132
JIANG Bingxiao, YANG Junhu, BAI Xiaobang, et al. Optimization of centrifugal pump blade based on high-dimensional hybrid model and genetic algorithm [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(7): 132. DOI: 10.13245/j.hust.200722
- [12] 王春林, 胡蓓蓓, 冯一鸣, 等. 基于径向神经网络与粒子群算法的双叶片泵多目标优化[J]. 农业工程学报, 2019, 35(2): 31
WANG Chunlin, HU Beibei, FENG Yiming, et al. Multi-objective optimization of double vane pump based on radial basis neural network and particle swarm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2019, 35(2): 31. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.004
- [13] ZHAO An, LAI Zhounian, WU Peng, et al. Multi-objective optimization of a low specific speed centrifugal pump using an evolutionary algorithm [J]. Engineering Optimization, 2015, 48(7): 1274. DOI: 10.1080/0305215X.2015.1104987
- [14] 关醒凡. 现代泵理论与设计[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2011
GUAN Xingfan. Modern pump theory and design [M]. Beijing: China Aerospace Press, 2011
- [15] ANSYS. ANSYS turbo system user's guide [M]. Canonsburg: ANSYS, 2019
- [16] YI Jianqiang, WANG Qian, ZHAO Dongbin, et al. BP neural network prediction-based variable-period sampling approach for networked control systems [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 185(2): 988. DOI: 10.1016/j.amc.2006.07.020
- [17] LI Zhaokun, ZHAO Xiaohui. BP artificial neural network based wave front correction for sensor-less free space optics communication [J]. Optics Communications, 2017, 385: 220. DOI: 10.1016/j.optcom.2016.10.037
- [18] HOLLAND J H. Genetic algorithms [J]. Scientific American, 1992, 267(1): 68
- [19] 张宁. 离心泵内部非稳态流动激励特性研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2016
ZHANG Ning. Excitation characteristics induced by unsteady flow within a centrifugal pump [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2016

(编辑 王小唯)

封面图片说明

封面图片来自本期论文“H 型倾转推进两栖机器人水下姿态自抗扰控制”, 是山东大学(威海)陈原教授课题组设计的 H 型倾转推进两栖机器人示意图。该机器人由陆地驱动轮、机身和喷水推进器组成, 通过轮腿复用能够完成陆地轮驱动、陆地喷管爬行以及水下浮游 3 种水陆运动模式。陆上运动分为轮驱动的平缓路面运动以及喷管旋转驱动的越障运动; 水下运动时叶轮旋转提供向前推力, 由喷管旋转改变驱动力大小和行进的方向。根据自抗扰控制原理设计了推力调节下的姿态控制器, 可以补偿机器人构型变化引起的扰动与外界扰动, 该控制器在给定的干扰下, 能够将姿态误差维持在 5° 以内。

(图文提供: 李庆中, 李静, 李开金, 徐文龙, 陈原 山东大学(威海)机电与信息工程学院)